



Universidade de Brasília

Faculdade de Administração, Contabilidade, Economia e Gestão de Políticas Públicas (FACE)

Departamento de Economia

# Impacto do ensino profissionalizante na empregabilidade e nos salários dos trabalhadores: uma abordagem quantílica robusta

Daniel Aben-Athar Bemerguy

Brasília, dezembro de 2019

Universidade de Brasília

Faculdade de Administração, Contabilidade, Economia e Gestão de Políticas Públicas (FACE)

Departamento de Economia

Daniel Aben-Athar Bemerguy

# **Impacto do ensino profissionalizante na empregabilidade e nos salários dos trabalhadores: uma abordagem quantílica robusta**

Monografia apresentada ao Departamento de Economia da Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dra. Maria Eduarda Pianto Tannuri

Brasília, dezembro de 2019

Universidade de Brasília

Faculdade de Administração, Contabilidade, Economia e Gestão de Políticas Públicas (FACE)

Departamento de Economia

Monografia apresentada ao Departamento de Economia da Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

## **Impacto do ensino profissionalizante na empregabilidade e nos salários dos trabalhadores: uma abordagem quantílica robusta**

Aprovada em: \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

### **BANCA EXAMINADORA**

---

Prof.<sup>a</sup> Dra. Maria Eduarda Pianto Tannuri  
Departamento de Economia - UnB  
Orientadora

---

Prof.<sup>a</sup> Dra. Ana Carolina Pereira Zoghbi  
Departamento de Economia - UnB

# AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais e à minha família, por terem me dado todo o suporte necessário para chegar até este momento.

Agradeço aos meus amigos, que me apoiaram nos momentos de estresse e de dificuldades. Sem vocês nada disso seria possível. Cada pessoa que passou pela minha vida durante a graduação teve sua importância para que eu chegasse até aqui.

Agradeço à minha orientadora, Prof.<sup>a</sup> Maria Eduarda Pianto Tannuri, que me auxiliou com excelência e dedicação neste trabalho.

Por fim, agradeço a todos os professores do Departamento de Economia, que fizeram essa jornada inesquecível e enriquecedora.

# Impacto do Ensino Profissionalizante na Empregabilidade e nos Salários dos Trabalhadores: Uma Abordagem Quantílica Robusta

Daniel Aben-Athar Bemerguy  
Maria Eduarda Pianto Tannuri

Dezembro de 2019

## RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo verificar como a conclusão do ensino profissionalizante, de qualquer categoria, impacta os salários e a probabilidade de emprego dos trabalhadores. Para essa análise, foram utilizados dados da Pnad de 2014, que possui um suplemento acerca do ensino profissionalizante no Brasil. Empregaram-se métodos de regressão quantílica e logística para chegar aos resultados. Concluiu-se que existe impacto nos salários e na empregabilidade ao concluir um curso profissionalizante. Todavia, os impactos são de diferentes magnitudes conforme as diferentes categorias de cursos.

**Palavras-chave:** Regressão Quantílica, Regressão Logística, Empregabilidade, Salários, Ensino Profissionalizante.

## ABSTRACT

This paper aims to verify how the completion of vocational education, of any category, impacts the salaries and the probability of employment of workers. For this analysis, we used data from Pnad 2014, which has a supplement about vocational education in Brazil. Quantile regression and logistic methods were employed to reach the results. It was concluded that there is an impact on salaries and employability when completing a vocational course. However, the impacts are of different magnitude according to the different course categories.

**Keywords:** Quantile Regression, Logistic Regression, Employability, Salaries, Vocational Education.

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>6</b>
<b>2</b>	<b>Revisão de Literatura</b>	<b>7</b>
2.1	Literatura Nacional . . . . .	7
2.2	Literatura Internacional . . . . .	9
<b>3</b>	<b>O ensino profissionalizante no Brasil</b>	<b>11</b>
<b>4</b>	<b>Metodologia</b>	<b>12</b>
4.1	Estatísticas Descritivas . . . . .	13
4.2	Regressão quantílica . . . . .	16
4.3	Regressão logística . . . . .	18
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>19</b>
5.1	MQO . . . . .	19
5.2	Regressão quantílica . . . . .	23
5.3	Empregabilidade . . . . .	27
<b>6</b>	<b>Conclusões</b>	<b>35</b>

# 1 Introdução

Este trabalho tem como objetivo testar a hipótese de que cursos técnicos impactam a renda e a empregabilidade dos beneficiários. Para isso, foram realizadas análises utilizando três métodos distintos: regressão padrão por MQO; regressão quantílica e regressão logística. A literatura sobre esse tema geralmente utiliza apenas regressão linear padrão e o *propensity score matching*.

O presente estudo insere-se na literatura contribuindo com a análise de regressão quantílica, para testar como os cursos de qualificação profissional impactam os salários para diferentes rendas condicionais da amostra. Com isso, esperava-se verificar a não monotonicidade no impacto dos cursos técnicos ao longo dos quantis da amostra.

Os resultados mostraram exatamente o que era esperado: cursos de ensino médio técnico mostraram uma tendência crescente, afetando rendas condicionais mais altas de forma mais intensa do que rendas condicionais mais baixas. Uma justificativa para isso seria que, para pessoas com rendas condicionais muito baixas, nem mesmo um curso de ensino médio técnico teria um impacto muito em seu salário.

Em contrapartida, a conclusão de cursos de graduação tecnológica, afetou mais a renda de pessoas com renda condicional mais baixas. O efeito para rendas condicionais mais elevadas foi menor e, em alguns casos, não significativo.

Os cursos de qualificação profissional de formação inicial ou continuada mostraram um impacto maior em rendas condicionais medianas. Quantis mais baixos e mais elevados da amostra não sofreram um impacto grande. Em alguns quantis o impacto não significativo.

Para a análise de empregabilidade, utilizou-se um modelo de regressão logística, em que se verificou como as variáveis explicativas impactavam a probabilidade de o indivíduo estar empregado. Além disso, foram usadas duas especificações diferentes para a empregabilidade: a primeira especificação considerou um indivíduo como empregado se ele possuísse qualquer valor de horas trabalhadas na semana e carteira assinada; a segunda especificação considerou uma pessoa como empregada se ela possuísse 40 horas ou mais trabalhadas na semana e carteira assinada.

Os resultados mostraram que os cursos de graduação tecnológica são os que mais impactam essa probabilidade, aumentando em cerca de 70,7% a probabilidade de uma pessoa estar empregada, no caso da primeira especificação de empregabilidade. No caso da segunda especificação, o impacto é ainda maior, atingindo uma magnitude de 77,1%.

Este trabalho está dividido em cinco capítulos e uma introdução: o primeiro capítulo aborda as literaturas nacional e internacional acerca do estudo de ensino técnico; o segundo capítulo apresenta um breve histórico do ensino profissionalizante no Brasil; o terceiro capítulo aborda a metodologia usada no trabalho e os métodos estatísticos usados; o quarto capítulo mostra os resultados obtidos; e o quinto capítulo apresenta as conclusões.

## 2 Revisão de Literatura

Um problema latente no Brasil é a falta de qualificação da sua mão de obra. De acordo com dados da Pesquisa Nacional de Amostra por Domicílios (Pnad) de 2013, cerca de 46% dos jovens entre 15 e 26 anos inseridos no mercado de trabalho não possuíam ensino médio completo.

Nesse contexto de baixa qualificação da força de trabalho no Brasil, o ensino profissionalizante ganhou força e levantou muitos questionamentos acerca de sua eficácia para o mercado de trabalho. Muitos estudos foram desenvolvidos tanto nacionalmente quanto internacionalmente visando avaliar esse método de ensino.

Neste capítulo, serão relatados alguns estudos nacionais e internacionais acerca do ensino profissionalizante e comparados os resultados desses estudos e os métodos para se chegar a esses resultados.

### 2.1 Literatura Nacional

Existem evidências de que, no Brasil e em outros países da América Latina, o percentual de jovens entre 16 e 24 anos que não trabalha nem estuda chega a 15%. Além disso, nessa faixa etária, a ocorrência de emprego informal é muito elevada, o que indica que os jovens não possuem capacidade para ingressar em empregos de qualidade no setor formal da economia (ARAÚJO *et al.*, 2018).

Segundo Araújo *et al.* (2018), grande parte dos jovens egressos do ensino médio apresenta condições de trabalho piores do que as de trabalhadores mais experientes. Segundo os autores, isso ocorre pelo fato de esses jovens ingressarem primeiro no mercado de trabalho informal e somente depois partirem para o mercado formal. Esses jovens, geralmente, aprendem as habilidades requeridas no mercado formal somente depois que saem da escola,

Ainda segundo Araújo *et al.* (2018), o baixo acúmulo de capital humano já apresenta reflexos na economia brasileira. Em meados dos anos 1990, houve um aumento de novos investimentos e expansão do crédito, levando o Brasil a uma nova trajetória de crescimento. No entanto, apesar do aumento da absorção de trabalhadores com maior qualificação no mercado de trabalho, ainda existem hoje gargalos devido à falta de mão de obra qualificada em vários setores da economia.

Nesse contexto de baixa qualificação da mão de obra, surge o ensino profissionalizante como uma alternativa para inserção no mercado de trabalho. Alguns estudos indicam relações positivas entre o ensino profissionalizante, o rendimento dos trabalhadores e a probabilidade de estar empregado. Contudo, isso não é consenso na literatura. Os custos do ensino profissionalizante são maiores do que os custos com a educação em geral e seus benefícios são semelhantes (ARAÚJO *et al.*, 2018).

Essa falta de convergência de ideias na literatura pode ser atribuída, em parte, ao fato de a estruturação dos currículos dos cursos profissionalizantes e tecnológicos não ser padronizada (ARAÚJO *et al.*, 2018).



Severini e Ollarano (2010) procuraram saber se programas de ensino profissionalizante realmente impactam o bem-estar dos estudantes, pelo aumento da probabilidade de inserção no mercado de trabalho. Os autores usaram microdados da Pesquisa sobre Padrões de Vida (PPV), do IBGE, do ano de 1996. Os resultados encontrados mostraram que egressos de cursos profissionalizantes de nível básico tinham uma renda esperada cerca de 37% maior do que a dos demais. Já, egressos de cursos profissionalizantes de nível tecnológico tinham uma renda esperada 27% menor do que a dos que não participaram desse tipo de curso no ensino superior.

Assunção e Gonzaga (2010) também realizaram estudos sobre o ensino profissionalizante no Brasil. Os autores concluíram que esse tipo de ensino é menos comum em pessoas com renda *per capita* inferior a dois salários mínimos. Isso sugere que existem restrições financeiras que impedem as pessoas de ingressar nesses cursos. Quando a renda *per capita* aumenta para uma faixa entre três e cinco salários mínimos, a participação nos cursos profissionalizantes também aumenta. Ao passo que essa participação diminui quando a renda *per capita* ultrapassa a marca de cinco salários mínimos.

Ainda segundo Assunção e Gonzaga (2010), os resultados obtidos utilizando estimações não paramétricas, por *propensity-score matching*, indicam um impacto de 8,1% do ensino profissionalizante sobre os rendimentos.

Menezes-Filho *et al.* (2017) utilizam dados recentes da Pnad de 2014 para verificar como cursos de qualificação profissional se relacionam com os salários. Os resultados encontrados mostraram que, em 2014, os cursos de ensino médio técnico foram associados a um aumento de 12% na média salarial, em relação a pessoas de escolaridade comparável. Esse aumento torna-se ainda maior entre pessoas com menor escolaridade e, simetricamente, diminui entre pessoas com mais escolaridade.

No artigo de Menezes-Filho *et al.* (2017), procurou-se verificar a existência de diferenças de efeitos dos cursos oferecidos pelo Pronatec, responsável pela expansão de cursos de qualificação profissional. Os resultados mostraram que, ao comparar o impacto dos cursos de nível médio técnico oferecidos pelo Pronatec com o daqueles ofertados por outros projetos, notou-se um efeito negativo, mas não significativo. Isso sugere que o programa de expansão de vagas não perde a qualidade ao aumentar a escala de atuação.

No entanto, ao comparar o impacto do Pronatec em cursos de qualificação profissional de educação inicial ou continuada, foram obtidos resultados negativos e significantes de cerca de 13% por MQO e 15% por PSM. Isso indica que, para esses cursos, pode ter ocorrido uma perda de qualidade.

Neri (2010) ressalta a importância de não avaliar apenas variáveis como salário e empregabilidade quando se trata de ensino profissionalizante. Deve-se avaliar também como o estudante egresso desses cursos percebe o impacto no mercado de trabalho e como esse impacto se comporta com o passar do tempo.

Existem ainda, problemas de endogeneidade quando tratamos de avaliação de programas. Na literatura, este problema geralmente é tratado com o uso de variáveis instrumentais. Se-

gundo Heckman (1997), invoca-se variáveis instrumentais quando suspeita-se que fatores não observáveis afetam a decisão dos agentes de ingressar em determinado programa. Estes fatores podem afetar o o impacto observado na renda, por exemplo, porém este impacto não estaria relacionado ao programa avaliado.

Vasconcellos *et al.* (2010), utilizaram o instrumento indicador se um dos pais (no caso de morarem no mesmo domicílio dos filhos) concluiu o ensino médio profissional.

Zoghbi *et al.* (2017) analisam os efeitos do programa de qualificação Bolsa Futuro sobre as variáveis de renda e empregabilidade. Para isso, utilizam os métodos de Diferenças-em-Diferenças e *Propensity Score Matching*. Os resultados encontrados sugerem que o programa aumenta o percentual de empregabilidade formal dos participantes, mas não parece ter efeito significativo na renda.

Assim como em Menezes-Filho *et al.* (2017), este trabalho usará como base de dados principal a Pnad de 2014, pois ela possui o suplemento de ensino profissionalizante. A contribuição para a literatura a ser dada por este estudo é a utilização da regressão quantílica, além do comumente usado MQO, para as estimações dos resultados. Na literatura de ensino profissionalizante, essa técnica de estimação ainda não foi amplamente explorada, motivo pelo qual iremos incorporá-la à metodologia.

Além disso, baseado no trabalho de Zoghbi *et al.* (2017), este trabalho trará ainda uma análise da empregabilidade. Contudo, a base de dados utilizada será diferente, assim como a especificação da variável de empregabilidade. Essas diferenças serão explicadas mais à frente na seção sobre a metodologia.

## 2.2 Literatura Internacional

Estudos realizados na América Latina evidenciam que jovens egressos do ensino médio possuem piores condições de trabalho do que trabalhadores mais experientes no mercado de trabalho. Isso pode ser visto analisando-se algumas variáveis como salários e estabilidade no mercado. Uma possível explicação para isso pode ser o fato de que os jovens que acabaram de sair do ensino médio ingressam primeiramente no setor informal de trabalho, para somente depois seguirem para o setor formal. Essa situação indica que as habilidades requeridas para trabalhar no setor formal são aprimoradas após o ensino médio, ao passo que elas deveriam ser ensinadas na etapa de conclusão da educação básica, no ensino médio (CUNNINGHAM e BUSTOS, 2011).

Pscharopoulos (1987) questiona o retorno da educação profissional em comparação com a educação básica. Argumenta que a educação profissional é mais cara do que a educação básica e gera retornos semelhantes. O autor também sugere alternativas mais eficientes como, por exemplo, o treinamento baseado em emprego. Para o autor, a educação profissional não prepara os jovens para entrar na faculdade, apenas perpetua a desigualdade ao atrair alunos de renda mais baixa.

Betchermen *et al.* (2004) revisaram 69 avaliações de impacto de programas de treinamento para desempregados e jovens. Os autores concluíram que os impactos dos treinamentos na América Latina são, em média, mais positivos do que os impactos nos Estados Unidos e Europa. Ñopo e Saavedra (2003) também analisaram impactos de programas de treinamento na América Latina e chegaram à conclusão de que os impactos desses treinamentos tendem a ser maiores do que os impactos nos países desenvolvidos.

Neuman e Zideman (1989) analisaram o ensino profissional em Israel e compararam os resultados de mercado de trabalho associados ao ensino profissional com os associados às escolas acadêmicas. Os autores usaram dados do censo populacional de 1983. Os resultados do estudo apontaram que o ensino profissional é mais rentável do que a educação escolar em geral. Mais especificamente, falando em termos numéricos, os autores relataram que estudantes que completaram escola profissionalizante e trabalham em uma área relacionada à escola que cursaram ganham até 10% a mais do que profissionais da mesma área que não fizeram o curso profissionalizante.

Chen e Weko (2009) compararam as escolas profissionais com as escolas acadêmicas para descobrir o impacto delas na probabilidade de se conseguir um emprego, nos ganhos do mercado de trabalho e na participação do ensino superior no mercado de trabalho da Indonésia entre 1997 e 2000. Os resultados mostraram que o ensino profissional não demonstra vantagem nem desvantagem com relação à oportunidade de emprego.

Card *et al.* (2011) analisaram um programa de treinamentos aplicado na República Dominicana, chamado *Juventud y Empleo*, um dos primeiros programas a aplicar um método de avaliação randômico. Esse estudo foi um dos precursores na avaliação de um programa com *design* experimental, ao invés do design observacional comumente visto na literatura. Os autores, em contraste com o visto anteriormente, avaliaram que o programa não teve impacto significativo na empregabilidade na República Dominicana. Apesar disso, observaram um aumento de 10% nos rendimentos condicionais ao trabalho.

Ainda segundo Card *et al.* (2011), como a avaliação deles foi baseada em um programa com *design* randômico, durante a implementação do programa, algumas pessoas que haviam sido designadas para participar do treinamento acabaram desistindo. Essas pessoas não foram incluídas nos resultados observados no estudo.

LaLonde (2003) aborda o assunto de endogeneidade na seleção de pessoas para participar de programas. Em seu estudo assume-se que a renda é função de um conjunto de características individuais  $X_i$ , uma *dummy* indicadora se o indivíduo participou do programa,  $D_i$  e um termo de erro  $e_i$ .

$$Y_i = \beta X_i + \delta D_i + e_i \quad (1)$$

O modelo especificado por LaLonde (2003) acrescenta ainda uma equação com variáveis dependentes latentes que isolam determinantes da decisão de um indivíduo participar ou não de um programa:

$$D_i^* = \gamma Z_i + \eta_i, \text{ onde } D_i = 1 \text{ se } D_i^* > 0 \quad (2)$$

Onde  $Z_i$  é um vetor de características observáveis que afetam a decisão de um indivíduo participar de um programa e  $\eta_i$  é o termo residual de características não observáveis que afetam esta decisão.

Idealmente,  $Z_i$  apresenta características que não estão incluídas em  $X_i$ , pois elas não afetam a renda  $Y_i$ .

### 3 O ensino profissionalizante no Brasil

Antes de iniciar a análise do ensino profissionalizante no Brasil, cabe formalizar a definição desse tipo de ensino. Segundo Magalhães e Castioni (2018), o conceito de ensino profissional mais adequado e que também é utilizado em nível internacional é o adotado pelo Centro Europeu para o Desenvolvimento da Formação Profissional (Cedefop), que adota a seguinte definição:

“ensino e formação que tem como objetivo dotar as pessoas de conhecimentos teóricos e práticos, capacidades e/ou competências exigidos por profissões específicas ou pelo mercado de trabalho.”

(CEDEFOP, 2014, p. 293)

Estudos como os de Vargas e Carzoglio (2017) e Magalhães e Castioni (2018), evidenciam que o capital humano de um país possui relação direta com o seu crescimento. Portanto, o foco no desenvolvimento de habilidade melhoraria sua produtividade, o que causaria o crescimento de empregos e a melhoria no bem-estar. Desse modo, investimentos em ensino profissionalizante teriam impacto positivo no crescimento do Brasil.

No entanto, Vargas e Carzoglio (2017) alertam que, para que haja o impacto esperado, é necessário que os governos adéquem seus sistemas de educação de ensino profissionalizante às necessidades dos arranjos produtivos de cada país.

No Brasil, o governo iniciou os esforços de investimento em educação profissional em 2007, com o Plano de Desenvolvimento da Educação (PDE). Esse movimento levou o ensino profissional para as cidade grandes e, entre 2008 e 2016, houve uma expansão dos Institutos Federais, que passaram de 140 *campi* para 655 (MAGALHÃES e CASTIONI, 2018).

Todavia, no Brasil existe uma crença de que o ingresso no mercado de trabalho está estritamente relacionado a ter concluído um curso de nível superior (HOLANDA, 2006). Com isso, essa expansão do ensino profissionalizante não refletiu em mesma proporção no mercado de trabalho (MORAES, 2016).

Em 2017, foi criada a Plataforma Nilo Peçanha, que facilita o acesso a dados de educação profissional no Brasil. Segundo dados obtidos para o ano de 2018, 45,58% das pessoas concluem o ciclo do ensino profissionalizante (obtem o diploma), porém a taxa de evasão desses cursos é

de 49,09%. Outro dado interessante a ser ressaltado, também obtido através dessa plataforma, é o gasto do governo por matrícula, que chega a R\$15.725,66.

Magalhães e Castioni (2018) relatam que, em 2015, no *World Skills*, maior evento de ensino profissionalizante do mundo, não houve nenhum destaque aos Institutos Federais, resultado preocupante dado o nível de investimento relatado.

Apesar de não impactar conforme o esperado a economia, Magalhães e Castioni (2018) concluem que a Rede Federal pode ser um instrumento de desenvolvimento do país, desde que esteja alinhada com as necessidades de onde se insere.

"Fica evidente que a política de EPT deve também ser parte de um mecanismo de coordenação que se conecte com as demais políticas sob a responsabilidade do Estado, com vistas à melhor inserção profissional e à melhoria das condições de vida da população brasileira."

(MAGALHÃES e CASTIONI, 2018, p.17)

Por fim, na estruturação da educação profissional brasileira, existem três níveis de educação profissional definidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep): os cursos de nível básico, que não possuem pré-requisito de escolaridade e têm duração variável; os cursos técnicos de nível médio, que podem ser realizados conjuntamente ao ensino médio regular ou posteriormente; e os cursos profissionalizantes de nível superior, ou graduação tecnológica.

## 4 Metodologia

O propósito deste trabalho é analisar o impacto dos cursos profissionalizantes sobre o salário e a empregabilidade. Esse tema já foi anteriormente abordado na literatura nacional e internacional. Por isso, com o objetivo de trazer inovação ao estudo, será realizada uma comparação entre dois tipos de estimações para calcular o impacto: a regressão, por mínimos quadrados, e o método de regressão quantílica, para verificar efeitos em diferentes estratos sociais.

Antes de tudo, é crucial definir as três variáveis de interesse que serão usadas, conforme a classificação do Inep. A primeira variável diz respeito ao ensino médio técnico; a segunda, à graduação tecnológica e a terceira; chamada de qualificação profissional, aos cursos técnicos de nível básico (devido ao ano analisado, os cursos de qualificação profissional são basicamente os cursos ofertados pelo Pronatec).

Para a análise de empregabilidade, usaremos uma regressão logística, pois a variável de interesse descreve a probabilidade do indivíduo estar empregado ou não.

A base de dados a ser utilizada aqui será a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (Pnad) de 2014, que incluiu o suplemento de educação profissional.

No modelo estimado por MQO, a variável dependente será o logaritmo do rendimento mensal do trabalho principal do indivíduo na semana de referência. Abaixo está descrito o modelo geral

da regressão linear usada na estimação:

$$\log(\text{salario}_i) = \alpha + \delta \text{Ed.Prof}_i + \beta_i X_i + \beta_j Z_j + u_i \quad (3)$$

Nesse modelo,  $i$  representa cada indivíduo específico; e a variável  $\text{Ed.Prof}$  é um vetor com as variáveis de ensino técnico de nível médio, graduação tecnológica e curso de qualificação profissional. Além disso,  $X$  representa um vetor de  $i$  características observáveis; e  $Z$  é um vetor indicador de macrorregião. O termo  $u$  é o termo de erro aleatório.

Além disso, assim como em Menezes-filho *et al.* (2017), foram incluídas variáveis de tempo de trabalho e experiência no mercado de trabalho — em seu artigo não está explícita a forma de cálculo dessas variáveis. Neste trabalho, a variável de tempo de trabalho foi calculada como a idade do indivíduo menos a idade em que começou a trabalhar. Já a variável de experiência no mercado de trabalho foi calculada como a idade do indivíduo, menos os anos de estudo, menos seis (o objetivo de subtrair seis é excluir os anos de educação básica).

Ademais, neste estudo, as variáveis de tratamento indicam a conclusão de alguma das três modalidades de ensino profissionalizante: ensino técnico de nível médio; graduação tecnológica; e qualificação profissional. Caso o indivíduo tenha concluído com aprovação algum destes cursos, a variável assume valor 1; caso contrário, zero. Foram excluídos da base de dados indivíduos com menos de 15 anos de idade, sem ensino médio completo, ou seja, menos de 11 anos de estudo, e que tenham concluído ensino médio na categoria de Educação para Jovens e Adultos (EJA). Ao final restaram 115.880 observações.

Acrescenta-se ainda, que, foram considerados como concluintes de um curso profissionalizante, apenas quem o concluiu com aprovação.

O segundo método de estimativa será a regressão quantílica. Na literatura são frequentemente utilizados os dois métodos citados anteriormente para verificar a relação entre duas ou mais variáveis. Neste trabalho, deseja-se verificar o impacto dos cursos profissionalizantes em diferentes estratos sociais; por isso, optou-se por acrescentar o método da regressão quantílica, que permite estimar o efeito das variáveis explicativas em cada quantil na distribuição da variável dependente. Esse método será abordado mais aprofundadamente em seções futuras.

Para a parte de empregabilidade, como citado, usaremos a regressão logística, que busca estimar a probabilidade da variável dependente assumir determinado valor em função de outras características observáveis. Essa metodologia será explicada de forma mais aprofundada em seções futuras.

## 4.1 Estatísticas Descritivas

Primeiramente, vamos mostrar algumas estatísticas descritivas da amostra utilizada para as estimações. As tabelas a seguir apresentam as médias, considerando os pesos amostrais, de variáveis acerca do trabalho principal e sobre características pessoais dos indivíduos. A linha horizontal no meio das tabelas faz essa separação entre características do trabalho principal e

características pessoais.

A Tabela 1 mostra médias de variáveis para os indivíduos que concluíram o ensino médio de nível técnico e faz uma comparação com pessoas que possuem, ao menos, o ensino médio regular. As duas últimas colunas mostram a variação dos valores das variáveis e o p-valor do teste de média considerando os pesos amostrais.

Após a limpeza da base de dados, a representatividade das pessoas que concluíram o ensino médio técnico com relação ao total da amostra é de 12,4%. Em Menezes-filho *et al.* (2017), essa representatividade é de 14%, ou seja, bem próximo do valor que obtivemos. Esse valor representa um aumento de 22,6% no salário das pessoas que concluíram o ensino médio técnico.

Pode-se observar que o grupo de tratados trabalha, em média, mais horas por semana do que o grupo de controle, possui mais tempo no emprego atual, mais experiência no mercado de trabalho e começou a trabalhar mais tardiamente. Com relação a estatísticas sociais, percebe-se que existem mais homens e mais brancos entre os formados no ensino médio técnico. Por fim, a média de idade é maior no grupo de tratamento.

**Tabela 1:** Características de quem concluiu o ensino médio regular em comparação com quem concluiu ensino médio técnico

Características da População	EM Regular	EM Técnico	Variação	Teste de Média (p-valor)
Rendimento mensal	1560.338	2015.182	22.6%	0.000
Horas trabalhadas	28.907	31.481	8.18%	0.000
Tempo no emprego atual (meses)	59.215	72.244	18.0%	0.000
Experiência no mercado de trabalho	24.138	25.904	6.82%	0.000
Renda <i>per capita</i>	1571.315	1822.551	13.8%	0.000
Idade em que começou a trabalhar	12.787	13.448	4.92%	0.000
Ensino superior completo	29.2%	29.9%	0.7%	0.000
Anos de estudo	12.334	12.313	-0.171%	0.172
Branco	50.8%	53.1%	2.3%	0.000
Idade (anos)	36.924	39.352	6.17%	0.000
Homens	43.6%	49.3%	5.7%	0.000
<b>Número total de observações</b>	<b>101,424</b>	<b>14,456</b>		

Fonte: Pnad 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. As médias e o teste de média levaram em consideração o peso amostral das observações.

A Tabela 2 mostra as médias de características observáveis para o grupo de tratamento (concluintes da graduação tecnológica) e para o grupo de controle (não concluintes). Assim como na Tabela 1, as duas últimas colunas mostram a variação em percentual e o p-valor do teste de média, respectivamente.

Os indivíduos que concluíram um curso de graduação tecnológica representam 1,46% da amostra total e possuem, em média, um salário cerca de 5,59% maior do que os concluintes de cursos regulares de graduação. Além disso, tecnólogos possuem menor média de tempo de emprego e menos tempo de experiência no mercado de trabalho.

Acerca das características pessoais, observamos que os pertencentes ao grupo de tratamento são, em média, mais novos, começaram a trabalhar mais tarde e possuem mais tempo de estudo.

**Tabela 2:** Características de quem concluiu o ensino superior regular em comparação com quem concluiu ensino superior tecnológico

Características da População	Grad. Regular	Grad. Tecnológica	Variação	Teste de Média (p-valor)
Rendimento mensal	2736.249	2898.321	5.59%	0.000
Horas trabalhadas	30.712	35.257	12.9%	0.000
Tempo no emprego atual (meses)	84.807	77.189	-9.87%	0.000
Experiência no mercado de trabalho	27.969	22.33	-25.3%	0.000
Renda <i>per capita</i>	2578.328	2228.179	-15.7%	0.000
Anos de estudo	12.303	14.136	13.0%	0.000
Idade em que começou a trabalhar	14.195	15.167	6.41%	0.000
Branços	63.0%	61.7%	-1.3%	0.000
Idade (anos)	42.164	37.497	-12.4%	0.349
Homens	41.1%	54.7%	13.6%	0.000
<b>Número total de observações</b>	<b>32,336</b>	<b>1,698</b>		

Fonte: Pnad 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R.  
As médias e o teste de média levaram em consideração o peso amostral das observações.

Na Tabela 3, são comparadas as características observáveis de quem concluiu um curso de qualificação profissional com as de quem não concluiu. Essa tabela leva em consideração apenas indivíduos que não possuem mestrado nem doutorado.

Podemos observar que concluintes de cursos de qualificação profissional possuem, em média, um salário maior do que os não concluintes. Possuem, ainda, mais horas de trabalho por semana, menos tempo no emprego atual, menos experiência no mercado de trabalho e começaram a trabalhar mais tarde do que os pertencentes ao grupo de controle.

Em se tratando de características pessoais, menos pertencentes ao grupo de tratamento possuem ensino superior completo. Ademais, eles são, em média, mais novos possuem menor renda *per capita*. Brancos, nesse grupo, possuem uma representatividade menor do que no grupo de controle. No entanto, os homens são ligeiramente mais representativos entre os concluintes.



**Tabela 3:** Características de quem concluiu um curso de qualificação profissional em comparação com quem não concluiu

Características da População	Não Concluiu	Concluiu	Variação	Teste de Média (p-valor)
Rendimento mensal	1099.723	1126.409	2.37%	0.154
Horas trabalhadas	28.455	31.539	9.78%	0.000
Tempo no emprego atual (meses)	52.464	39.776	-31.9%	0.000
Experiência no mercado de trabalho	23.757	17.216	-38.0%	0.000
Renda <i>per capita</i>	1167.809	1035.538	-12.8%	0.000
Idade em que começou a trabalhar	12.174	13.583	10.4%	0.000
Ensino superior completo	9.19%	9.06%	-0,13%	0.000
Anos de estudo	11.416	11.352	-0.564%	0.000
Branços	47.2%	39.7%	-7.5%	0.000
Idade (anos)	35.931	30.799	-16.7%	0.000
Homens	45.3%	46.5%	1,2%	0.000
<b>Número total de observações</b>	<b>79,132</b>	<b>7,414</b>		

Fonte: Pnad 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. As médias e o teste de média levaram em consideração o peso amostral das observações.

## 4.2 Regressão quantílica

A regressão quantílica, introduzida por Koenker e Bassett (1978), busca estimar modelos onde os quantis da distribuição condicional da variável dependente são expressados como funções das características observáveis.

O objetivo de utilizar a regressão quantílica neste trabalho é verificar se existe uma diferença no impacto do ensino profissionalizante entre os diferentes quantis condicionais da amostra. O uso desse modelo tornará os resultados mais robustos ao analisar cada quantil da amostra e é mais robusto com relação aos *outliers*, pois utiliza a mediana condicional como medida de tendência central.

Existe clara vantagem da regressão quantílica quando a comparamos com o modelo de estimação por MQO. Na regressão quantílica, podemos observar a resposta de cada quantil, enquanto, no MQO, observamos uma única reta de regressão em torno da média, o que pode ofuscar alguns efeitos distributivos (MARIONI et al., 2016).

Segundo Koenker (2005), qualquer variável  $X$  deve ser caracterizada pela sua função de distribuição  $F(x) = P(X \leq x)$ , onde, para qualquer  $0 < p < 1$ ,

$$F^{-1}(p) = \inf\{x : F(x) \geq p\} \quad (4)$$

$p$  é chamado de quantil  $p$ -ésimo de  $X$ .

Para formalizar um modelo de regressão quantílica, vamos utilizar a especificação de Koenker (2005). Considere uma amostra de  $n$  observações,  $y_i, i = 1, \dots, n$  uma variável de resposta observada e  $x = (x_1, \dots, x_k)$  um conjunto de preditores de dimensão  $k \times 1$ . Seja ainda  $Q_{y_i}(p|x_k)$  o  $p$ -ésimo quantil de  $y_i$  dado  $x_i$ .

Suponha que a relação entre esse quantil e  $x_i$  possa ser modelada como  $Q_{y_i}(p|x_i) = x_i^T \beta_p$ , onde  $\beta_p$  é um vetor de dimensão  $k \times 1$  de parâmetros desconhecidos e  $p$  é o quantil da distribuição da resposta. Com relação ao termo de erro, temos que, para qualquer valor de  $p \in (0, 1)$ , assume-se que  $P(\epsilon_i \leq 0|x_i) = p$ . Podemos formalizar o modelo de regressão quantílica como:

$$y_i = x_i^T \beta_p + \epsilon_i \quad (5)$$

onde  $\beta_p = (\beta_{p,0}, \beta_{p,1}, \dots, \beta_{p,k})^T$  representa os parâmetros desconhecidos da regressão e  $p$  o quantil da distribuição da variável dependente. O quantil  $p$  da distribuição condicional de  $y_i$  dado  $x_i$  é definido por:

$$Q_y(p) = x_i^T \beta_p \quad (6)$$

Se  $p = 0, 5$ , então  $Q_y(0, 5)$  será a mediana condicional, ou seja, o valor que divide a variável resposta em duas partes de probabilidades iguais.

Considerando agora um modelo  $y_i = \beta_0 + x_i \beta_1 + u_i$ , temos que as funções condicionais de cada quantil  $p$  de  $y$  são iguais a:

$$Q_y(p|x) = \beta_0(p) + x \beta_1(p) + F_u^{-1}(p) \quad (7)$$

onde o termo  $F_u$  denota a distribuição comum dos erros.

No modelo de regressão linear padrão, estamos acostumados a interpretar os coeficientes  $\beta$  em termos de derivadas parciais:

$$\frac{\partial E[Y|X = x]}{\partial x_i} = \beta_i \quad (8)$$

No caso de uma regressão quantílica em que temos qualquer transformação monotônica  $h(*)$  de  $y$ , como, por exemplo  $h(y) = \log(y)$ , temos que:

$$Q_{h(y)}(p|X = x) = h(Q_y(p|X = x)) \quad (9)$$

logo:

$$\frac{\partial Q_y(p|X = x)}{\partial x_i} = \frac{\partial h^{-1}(x^T \beta)}{\partial x_i} \quad (10)$$

Na próxima seção serão apresentados e discutidos os resultados utilizando os dois diferentes métodos de estimação apresentados.

### 4.3 Regressão logística

A regressão logística entra neste trabalho com o intuito de analisar, com base em características observáveis, a probabilidade de um indivíduo estar empregado.

Neste modelo, a variável resposta é binária, assumindo valor 1 em caso de sucesso (estar empregado) e zero em caso de fracasso (não estar empregado). Além disso, diferentemente da regressão linear padrão, a regressão logística utiliza o método da máxima verossimilhança para a estimação.

Supondo que exista um conjunto de  $k$  variáveis independentes  $X_1, X_2, \dots, X_k$ , o modelo de regressão logística pode ser escrito da seguinte forma:

$$P(y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}} = \frac{e^{g(x)}}{1 + e^{g(x)}} = \pi(x) \quad (11)$$

onde  $g(x)$  representa o conjunto de variáveis independentes e seus respectivos coeficientes, dado por  $\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$ . Consequentemente, da equação (7) temos que:

$$P(y_i = 0) = 1 - \pi(x) \quad (12)$$

Os coeficientes  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$  são estimados a partir do conjunto de dados pelo método da máxima verossimilhança, que encontra uma combinação de coeficientes que maximiza a probabilidade de a amostra ter sido observada (HOSMER e LEMESHOW, 1989). Considerando essa combinação de coeficientes e a variação no valor de  $X$ , percebe-se que a curva logística tem formato de letra S, o que nos fornece duas interpretações importantes:

- quando  $g(x) \rightarrow +\infty$ , então  $P(y = 1) \rightarrow 1$ ; e
- quando  $g(x) \rightarrow -\infty$ , então  $P(y = 1) \rightarrow 0$

Após a estimação do modelo *logit*, apresentamos algumas medidas da qualidade de ajustamento, como o pseudo  $R^2$  e as porcentagens corretamente preditas. Para isso, vamos adotar a seguinte regra de classificação:

- se  $P(y = 1) > 0,5$ , então  $y = 1$ ; e
- se  $P(y = 1) < 0,5$ , então  $y = 0$

Para calcular as razões de chance das variáveis explicativas, vamos exponenciar os coeficientes  $\beta$  estimados pelo modelo.

Para determinar o efeito marginal de cada variável explicativa sobre a probabilidade de uma pessoa estar empregado ou não, é necessário calcular uma média dos valores estimados para cada variável. Essa abordagem é chamada de APE (*Average Partial Effect*). Podemos fazer uma derivada parcial para analisar o efeito marginal de uma variável explicativa  $X_i$  sobre  $y_i$ :

$$\frac{\partial y_i}{\partial x_i} = \beta_i \frac{\sum X_i \beta_i}{n} \quad (13)$$

A equação (13) mostra o efeito marginal de um aumento em  $X_i$  sobre a probabilidade de  $y_i = 1$ , onde  $n$  representa a quantidade total de observações na amostra e  $\beta_i X_i$  são os valores estimados para cada variável explicativa  $x_i$ .

A interpretação de razão de chances (*odds ratio*) compara as chances de sucesso de um grupo A em relação a um grupo B. Essa interpretação será usada para as variáveis binárias do modelo. Portanto, se dividirmos a equação (11) pela equação (12), teremos que a chance de sucesso é:

$$\frac{P(y_i = 1)}{P(y_i = 0)} = \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \quad (14)$$

Agora, para ter a interpretação de razão de chances, devemos comparar dois grupos; por exemplo, um grupo que concluiu ensino médio técnico e outro que não concluiu. Assim, teremos a seguinte relação:

$$\frac{\frac{P(y_i=1)_S}{P(y_i=0)_S}}{\frac{P(y_i=1)_F}{P(y_i=0)_F}} = \frac{\frac{\pi(x)_S}{1-\pi(x)_S}}{\frac{\pi(x)_F}{1-\pi(x)_F}} \quad (15)$$

A equação (13) é chamada de *odds ratio* (razão de chance). Nesse exemplo, o subscrito  $S$  denota o grupo que concluiu ensino médio técnico e o subscrito  $F$  denota o grupo que não concluiu.

Na interpretação dos resultados, se o valor for maior do que 1, então a variável aumenta a probabilidade de estar empregado; caso contrário, se o valor for menor do que 1, então a variável reduz a probabilidade de estar empregado.

## 5 Resultados

Nesta seção, serão discutidos e comparados os resultados das estimações por meio dos dois métodos já citados. Na primeira parte serão mostrados os resultados por MQO; e na segunda, os resultados pela regressão quantílica. Após essa comparação, serão apresentados os resultados da regressão logística para a análise de empregabilidade.

Todas as estimativas foram feitas no *software* estatístico R e o pacote utilizado para a regressão quantílica foi o *quantreg*, de Roger Koenker.

### 5.1 MQO

A seguir, a Tabela 4 mostra os resultados da estimação por mínimos quadrados ordinários. A primeira coluna mostra a estimação para toda a amostra; a segunda coluna, a estimação para os indivíduos cujo nível de instrução mais elevado é o ensino médio; e a terceira coluna, os resultados para quem tem, no mínimo, ensino superior completo.

A tabela mostra que, em relação a toda a amostra, concluir um curso técnico de nível médio está associado a um aumento de 13,7% no salário mensal. Essa estimativa está próxima

da encontrada por Menezes-filho *et al.* (2017), de 12%. Resultados de outros autores, como Neri (2010) e Vasconcellos (2010), também estão de acordo com a magnitude da estimativa encontrada.

Analisando algumas outras variáveis estimadas, temos, na primeira coluna, que ser branco representa um aumento de 15,7% no salário das pessoas, em comparação a não ser branco. Ressalta-se que, no vetor de região, foi omitida a região Norte. Portanto, a comparação é feita em relação a ela. Isso significa que, em relação à região Norte, morar na região Centro-Oeste, por exemplo, representa um aumento de 20,5% no salário mensal.

Outras variáveis interessantes de se observar são a de idade, a idade ao quadrado e a idade em que começou a trabalhar. Os resultados mostram que pessoas mais velhas tendem a ter salários maiores, porém a uma taxa decrescente. Além disso, pessoas que começam a trabalhar mais tarde também tendem a ter salários maiores.

Para a segunda coluna, que representa as pessoas com apenas ensino médio completo, temos um impacto maior no salário, o que faz sentido, visto que essas pessoas teriam uma expectativa de salário menor do que pessoas que concluíram o ensino superior, por exemplo. Desse modo, os resultados estão de acordo com a lógica e com a literatura, mostrando um impacto de 18,9% na segunda coluna e de apenas 7,6% na terceira coluna, que representa os concluintes do ensino superior.

Essas estimativas sugerem uma heterogeneidade no efeito de se concluir o ensino médio técnico. Conforme o nível de instrução do indivíduo aumenta, teremos menores efeitos dos cursos profissionalizantes no salários dessas pessoas.

Por fim, vale analisar o  $R^2$  das regressões. Na coluna 1, temos um  $R^2$  de 0,385, e esse valor diminui nas duas outras colunas, sendo de 0,256 e 0,207, respectivamente. Esses valores são altos, levando em consideração que estamos estimando um modelo *cross-section*.

**Tabela 4:** Resultados da estimação por MQO para pessoas que concluíram o curso técnico de nível médio

	Toda a amostra	EM completo	ES completo
Ensino Médio Técnico	0.137*** (0.007)	0.189*** (0.008)	0.076*** (0.016)
Homem	0.408*** (0.005)	0.419*** (0.006)	0.406*** (0.010)
Branco	0.157*** (0.005)	0.120*** (0.006)	0.234*** (0.011)
Idade	0.048*** (0.001)	0.044*** (0.001)	0.056*** (0.003)
Idade ao quadrado	-0.0004*** (0.00001)	-0.0004*** (0.00002)	-0.0005*** (0.00003)
Idade que começou a trab.	0.009*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.021*** (0.001)
Mora em área urbana	0.231*** (0.011)	0.217*** (0.012)	0.346*** (0.029)
Região Sul	0.099*** (0.009)	0.193*** (0.011)	-0.052*** (0.020)
Região Sudeste	0.077*** (0.008)	0.122*** (0.009)	-0.025 (0.018)
Região Nordeste	-0.200*** (0.008)	-0.188*** (0.009)	-0.243*** (0.019)
Região Centro-Oeste	0.205*** (0.009)	0.205*** (0.011)	0.187*** (0.021)
12 a 14 anos de estudo	0.219*** (0.007)	-	-
15 ou mais anos de estudo	0.754*** (0.006)	-	-
Região metropolitana	0.132*** (0.005)	0.064*** (0.006)	0.270*** (0.011)
Intercepto	5.206*** (0.027)	5.407*** (0.031)	5.363*** (0.072)
<b>Observations</b>	<b>80,454</b>	<b>45,538</b>	<b>22,235</b>
<b>R<sup>2</sup></b>	<b>0.385</b>	<b>0.256</b>	<b>0.207</b>

Fonte: Pnad 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R.  
Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\*p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1.

Na Tabela 5, observamos os resultados da regressão por MQO, mas dessa vez para o curso de graduação tecnológica. Percebe-se que esse curso tem impacto positivo no salário ao se analisar a amostra inteira. Contudo, quando restringimos para pessoas com apenas ensino superior completo, esse impacto torna-se negativo. Essa interpretação faz sentido, visto que, para quem já possui ensino superior completo, poderia ser desperdício de tempo cursar uma graduação tecnológica.

O modelo estimado foi exatamente o mesmo da Tabela 4, mudando apenas a variável de tratamento para graduação tecnológica. A interpretação das variáveis continua a mesma.

**Tabela 5:** Resultados da estimação por MQO para pessoas que concluíram graduação tecnológica

	Toda a amostra	ES completo
Graduação Tecnológica	0.162*** (0.018)	-0.060* (0.031)
Homem	0.409*** (0.005)	0.410*** (0.010)
Branco	0.157*** (0.005)	0.232*** (0.011)
Idade	0.048*** (0.001)	0.057*** (0.003)
Idade ao quadrado	-0.0004*** (0.00001)	-0.0005*** (0.00003)
Idade que começou a trab.	0.009*** (0.001)	0.021*** (0.001)
Mora em área urbana	0.235*** (0.011)	0.349*** (0.029)
Região Sul	0.106*** (0.009)	-0.049** (0.020)
Região Sudeste	0.085*** (0.008)	-0.021 (0.018)
Região Nordeste	-0.197*** (0.008)	-0.241*** (0.019)
Região Centro-Oeste	0.205*** (0.009)	0.187*** (0.021)
12 a 14 anos de estudo	0.215*** (0.007)	-
15 ou mais anos de estudo	0.747*** (0.006)	-
Região metropolitana	0.131*** (0.005)	0.271*** (0.011)
Intercepto	5.203*** (0.027)	5.359*** (0.072)
<b>Observations</b>	<b>80,454</b>	<b>22,235</b>
<b>R<sup>2</sup></b>	<b>0.382</b>	<b>0.207</b>

Fonte: Pnad 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\*p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1.

Por fim, temos a Tabela 6, que mostra os resultados do modelo para os cursos de qualificação profissional. O resultado encontrado sugere que indivíduos concluintes de cursos de qualificação profissional possuem um salário 2,4% maior. O resultado é diferente do encontrado por Menezes-filho *et al.* (2017), que encontraram um impacto de 10% nos salários, e de Oliva *et al.* (2014), que sugerem um impacto de 14,4% nos salários.

Essa diferença pode ter ocorrido devido a uma diferença na especificação da amostra.

**Tabela 6:** Resultados da estimação por MQO para pessoas que concluíram algum curso de qualificação profissional

	Toda a amostra
Qualificação Profissional	0.024*** (0.008)
Homem	0.410*** (0.005)
Branco	0.157*** (0.005)
Idade	0.049*** (0.001)
Idade ao quadrado	-0.0004*** (0.00001)
Idade que começou a trab.	0.009*** (0.001)
Mora em área urbana	0.236*** (0.011)
Região Sul	0.107*** (0.009)
Região Sudeste	0.086*** (0.008)
Região Nordeste	-0.198*** (0.008)
Região Centro-Oeste	0.205*** (0.009)
12 a 14 anos de estudo	0.226*** (0.007)
15 ou mais anos de estudo	0.752*** (0.006)
Região metropolitana	0.133*** (0.005)
Intercepto	5.191*** (0.027)
<b>Observations</b>	<b>80,454</b>
<b>R<sup>2</sup></b>	<b>0.382</b>

Fonte: Pnad 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\*p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1.

## 5.2 Regressão quantílica

Nesta seção vamos mostrar os resultados obtidos por meio da regressão quantílica. Foi realizada uma regressão para cada categoria de curso técnico (ensino médio técnico, graduação tecnológica e qualificação profissional), assim como no caso do MQO. Vale ressaltar que as regressões levaram em consideração a amostra inteira.

A Tabela 7 a seguir mostra os resultados das variáveis indicadoras de curso técnico para o caso do MQO e para cada quantil estimado nas regressões quantílicas:



**Tabela 7:** Comparativo MQO e Reg. Quant.

	MQO	.05	.1	.25	.5	.75	.9	.95
<b>Concluiu EM Tec.</b>	0,137***	0,117***	0,111***	0,120***	0,136***	0,142***	0,141***	0,131***
<b>Concluiu Grad. Tec.</b>	0,162***	0,164***	0,161***	0,186***	0,185***	0,197***	0,187***	0,169***
<b>Concluiu Qualificação Profissional</b>	0,024***	0,007	0,016	0,033***	0,032***	0,017*	0,003	0,022

Fonte: Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Significância:  
 \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .

A Figura 1 mostra como cada variável explicativa se comporta em determinado quantil da amostra. Os gráficos foram gerados no R a partir dos resultados da regressão quantílica para o caso da análise do ensino médio técnico. A área cinza do gráfico mostra o intervalo de confiança para os valores estimados em cada quantil. A linha horizontal sólida representa o valor estimado por MQO; e as linhas pontilhadas, o seu intervalo de confiança.

Vale notar ainda que a regressão quantílica foi feita para os quantis .05, .10, .25, .50, .75, .90 e .95 da amostra.

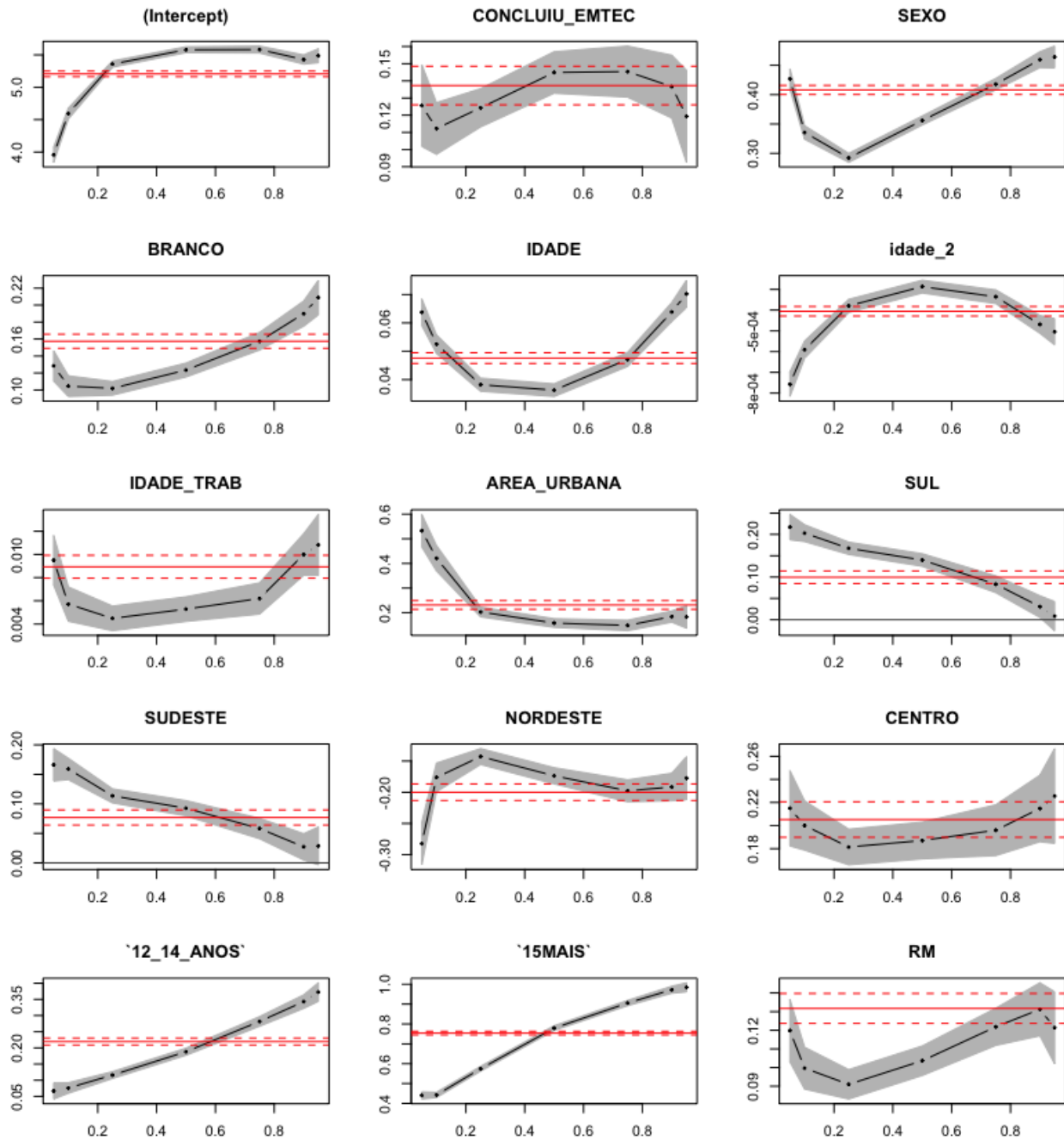
Iniciando a análise dos gráficos, observa-se que a variável de idade entra no modelo como um efeito quadrático, que pode ser visto nos gráficos 2 e 3 da segunda linha da Figura 1. Percebemos claramente o efeito decrescente que a idade apresenta sobre os salários.

No segundo gráfico da primeira linha da Figura 1, o efeito de se concluir o ensino médio técnico apresenta comportamento crescente em quantis menores da amostra. Contudo, conforme analisamos quantis mais elevados, esse efeito tende a ficar decrescente. Essa análise confirma a hipótese de que a variação desse efeito não é monotônica ao longo da amostra.

Um resultado importante a que chegamos é que, para pessoas com renda condicional mais baixa, o efeito de se concluir um curso técnico de nível médio não é tão alto, mas ainda é significativo.

Olhando para o vetor de macrorregião, notamos que as regiões Sul e Sudeste apresentam um comportamento muito semelhante. Pessoas com renda condicional mais baixas são mais impactadas por morarem nessas regiões. Por outro lado, o Nordeste não tem impacto em quantis menores da amostra, mas possui uma tendência crescente conforme analisamos quantis mais elevados.

Foi realizado também um teste de igualdade dos coeficientes ao longo dos quantis, usando a função *anova* do pacote *quantreg*, e os resultados foram estatisticamente significantes a um nível de 1%.



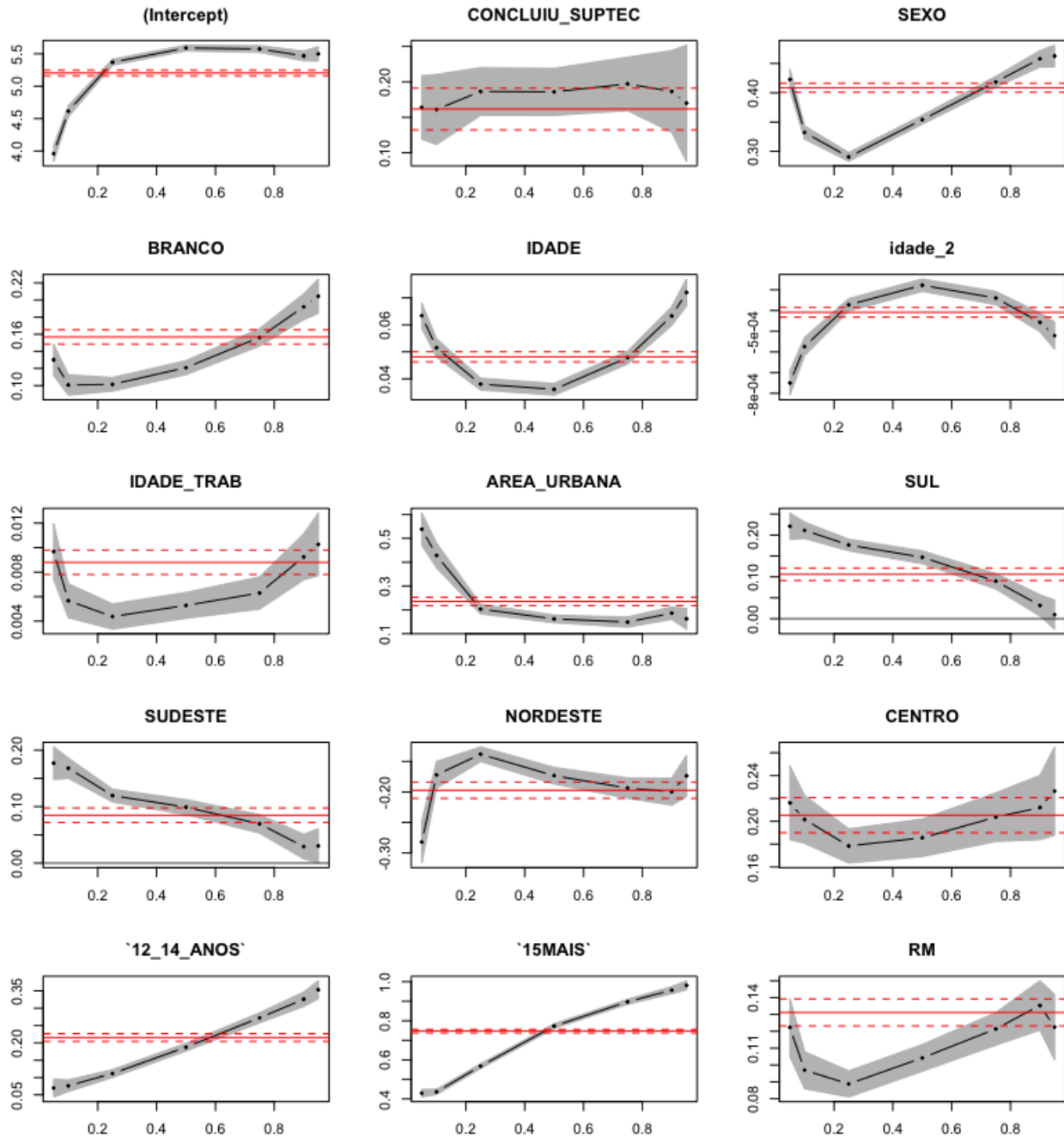
**Figura 1:** Gráficos de cada coeficiente da regressão quantílica para Ensino Médio Técnico

A Figura 2 mostra as mesmas variáveis explicativas, porém agora para o caso de graduação tecnológica. Observou-se que o efeito de se concluir uma graduação tecnológica apresenta uma variação pequena ao longo dos quantis, porém, sofre uma queda nos dois últimos. Esse resultado demonstra novamente uma variação não monotônica no efeito de se concluir graduação tecnológica.

As outras variáveis possuem interpretação muito parecida com as do caso anterior. Logo, não cabe entrar em muitos detalhes sobre elas.

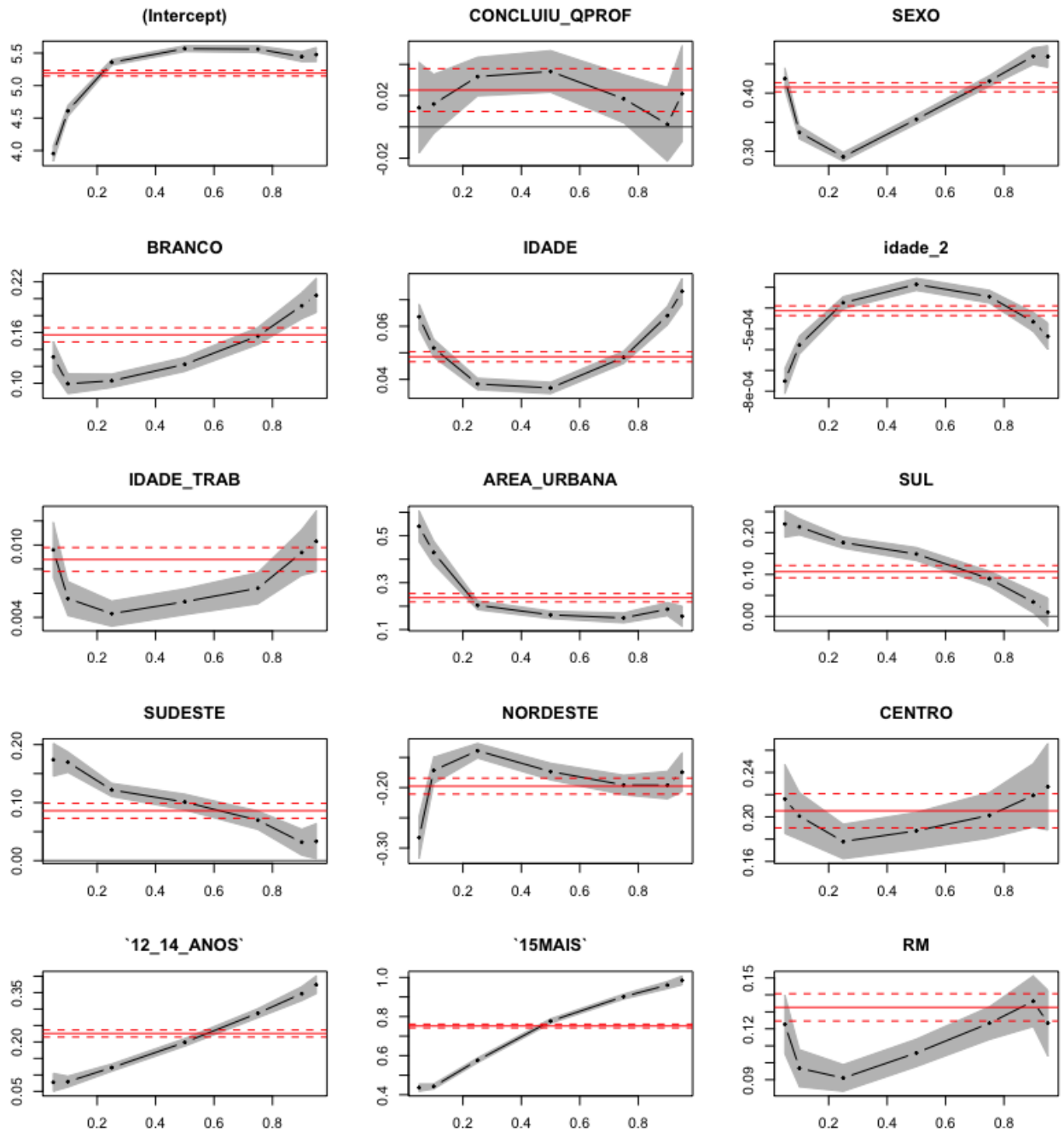
Assim como no caso do ensino médio técnico, foi realizado um teste de igualdade de incli-

nação dos coeficientes de cada quantil e o resultado foi significativo a um nível de 1%.



**Figura 2:** Gráficos de cada coeficiente da regressão quantílica para Graduação Tecnológica

Continuando a análise, a Figura 3 mostra os resultados para os concluintes de cursos de qualificação profissional. Um resultando importante a ser observado é que, para rendas condicionais mais baixas e rendas condicionais mais elevadas, o efeito de se concluir um curso profissionalizante torna-se não significativo, pois o zero passa a fazer parte do intervalo de confiança construído.



**Figura 3:** Gráficos de cada coeficiente da regressão quantílica para cursos de qualificação profissional

### 5.3 Empregabilidade

Nesta seção faremos a análise de empregabilidade, na qual vamos usar duas especificações distintas para definir se um indivíduo está empregado ou não. Na primeira especificação, uma pessoa é considerada como empregada se possui qualquer valor de horas trabalhadas na sua ocupação principal na semana de referência e tem carteira de trabalho assinada, ou seja, trabalha no setor formal; a segunda especificação considera como empregado apenas o indivíduo

que possui 40 ou mais horas trabalhadas na sua ocupação principal na semana de referência e possui carteira de trabalho assinada. Caso ele satisfaça alguma dessas especificações, a variável de emprego assume valor 1 e, caso contrário, zero.

Ao possuir duas especificações diferentes para a variável de emprego, a intenção é ver como os cursos técnicos impactam diferentes níveis de trabalhos principais. Uma pessoa que trabalha 20 horas por semana provavelmente está empregada em um trabalho que exige menos dela; ao passo que uma pessoa que trabalha mais de 40 horas por semana está empregada em um trabalho que exige mais.

Abaixo temos a regressão logística que será estimada:

$$P(Y_i = 1|X) = \alpha + \delta Ed.Prof_i + \beta_i X_i + \beta_j Z_j + u_i \quad (16)$$

onde a variável de interesse  $Y_i$  representa o *status* de emprego do indivíduo, assumindo valor 1 ou zero, a depender se a pessoa está empregada ou não. O vetor  $X$  representa as características observáveis e o vetor  $Z$  é o vetor de macrorregião. A variável  $Ed.Prof$  é binária e indica se o indivíduo foi tratado por algum curso técnico ou não.

As estimativas foram realizadas utilizando a função `glm` do *software* R e o modelo *logit*. Para verificar como cada característica observável interfere na probabilidade de um indivíduo estar ou não empregado, utilizaremos a interpretação de razões de chance.

Pode-se mostrar matematicamente que a estimativa de razão de chance é a exponencial da estimativa pontual. A tabela a seguir mostra os resultados em razão de chance da regressão logística com intervalo de confiança de 95%.

Se o valor do coeficiente for maior do que 1, então ele aumenta a probabilidade de o indivíduo estar empregado; e se o valor for menor que 1, ele reduz a probabilidade de estar empregado.

**Tabela 8:** Impacto do Ensino Médio Técnico na empregabilidade para o caso da primeira especificação de empregabilidade (horas trabalhadas > 0 e carteira assinada)

	Odds Ratio	2.5%	97.5%	Signif.
Intercepto	0.011	0.009	0.012	***
Ensino Médio Técnico	1.164	1.118	1.212	***
Homem	1.579	1.537	1.622	***
Branco	0.948	0.921	0.977	***
Idade	1.095	1.087	1.102	***
Idade ao quadrado	0.998	0.998	0.999	***
Idade que começou a trab.	1.135	1.132	1.138	***
Mora em área urbana	1.942	1.819	2.074	***
Região sul	2.256	2.139	2.378	***
Região sudeste	1.87	1.786	1.958	***
Região nordeste	1.122	1.07	1.177	***
Região centro-oeste	1.573	1.489	1.663	***
12 a 14 anos de estudo	0.72	0.693	0.748	***
15 ou mais anos de estudo	0.531	0.513	0.55	***
Região metropolitana	1.264	1.229	1.3	***
Pseudo $R^2$	0,1798			
Taxa de acerto nos casos de sucesso	49,70%			
Taxa de acerto nos casos de fracasso	79,50%			
Taxa de acerto total	68,79%			

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .

Antes de analisar os resultados, cabe ressaltar que a regressão logística foi realizada para toda a amostra, sem separação por nível educacional.

Podemos observar, na Tabela 8, que concluir o curso de técnico de nível médio aumenta em 16,4% a chance de o indivíduo estar empregado para a especificação em que qualquer quantidade de horas trabalhadas fazem o indivíduo ser empregado. Além disso, existe uma redução na probabilidade de estar empregado caso o indivíduo tenha entre 12 e 14 anos de estudo. Essa redução é ainda maior caso a pessoa possua 15 ou mais anos de estudo, relativamente ao grupo de comparação (11 anos de estudo).

O fato de um aumento nos anos de estudo diminuir a probabilidade de uma pessoa estar empregada não era um resultado esperado.

Para excluir a possibilidade de má especificação do modelo, analisamos diretamente a amostra para observar quantos indivíduos estavam empregados para cada ano de estudo. A tabela a seguir mostra esses resultados.

**Tabela 9:** Porcentagem de empregados por ano de estudo

Anos de Estudo	Empregados
11	38,50%
12	33,60%
13	36,10%
14	33,50%
15	31,10%

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria.

Outro resultado interessante, e não esperado, é que ser branco causa uma redução de 5,2% na chance de estar empregado. Porém, o fato de ser homem causa um aumento de 57,9% nessa chance.

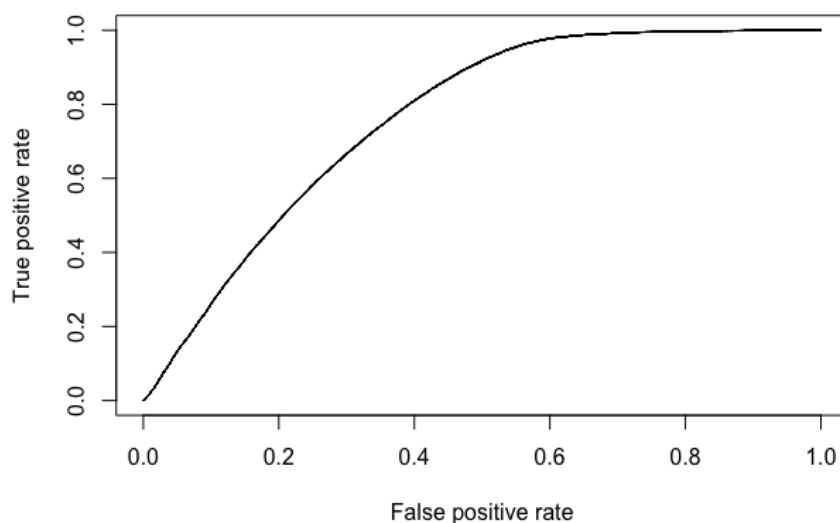
Observamos os *fitted values* do modelo para os comparar aos valores reais da variável binária de empregabilidade. Constatamos, como mostrado na Tabela 8, que a taxa de acerto do modelo foi de 68,78% no total. Quando separamos entre casos de sucesso (estar empregado) e casos de fracasso (não estar empregado), observamos uma diferença. A taxa de acerto nos casos de sucesso foi menor do que nos casos de fracasso, indicando que o modelo consegue prever melhor casos em que a pessoa não está empregada do que casos em que ela está.

Para medir o desempenho de predição do modelo, utilizaremos duas métricas: o ROC (*Receiver Operating Characteristics*) e o AUC (*Area Under the Curve*). O ROC é uma curva de probabilidade e é criada traçando a taxa de verdadeiros positivos contra a taxa de falsos positivos, ou seja, o número de vezes que o modelo acertou a predição contra o número de vezes que errou.

A seguir, na Figura 4, temos o gráfico de ROC para o caso de ensino médio técnico com a primeira especificação de empregabilidade. A área abaixo dessa curva representa a estatística AUC.

Como regra de bolso, devemos adotar que um modelo com boa capacidade preditiva deve ter um AUC mais próximo de 1 do que de 0.5. Quando o valor de AUC é 0.5, dizemos que o modelo não possui capacidade de separação de classes. Nesse caso, o valor foi de 0.7626, que é considerado um bom resultado.

A Tabela 10 mostra os resultados para a segunda especificação de empregabilidade.



**Figura 4:** Gráfico ROC para ensino médio técnico com a primeira especificação de empregabilidade

**Tabela 10:** Impacto do Ensino Médio Técnico na empregabilidade para o caso da segunda especificação de empregabilidade (horas trabalhadas > 40 e carteira assinada)

	Odds Ratio	2.5%	97.5%	Signif.
Intercepto	0.009	0.007	0.01	***
Ensino Médio Técnico	1.097	1.053	1.142	***
Homem	1.733	1.686	1.781	***
Branco	0.96	0.932	0.989	**
Idade	1.108	1.1	1.117	***
Idade ao quadrado	0.998	0.998	0.998	***
Idade que começou a trab.	1.121	1.118	1.123	***
Mora em área urbana	1.81	1.692	1.937	***
Região Sul	2.197	2.082	2.319	***
Região Sudeste	1.865	1.779	1.955	***
Região Nordeste	1.108	1.055	1.163	***
Região Centro-Oeste	1.549	1.464	1.64	***
12 a 14 anos de estudo	0.698	0.671	0.725	***
15 ou mais anos de estudo	0.498	0.481	0.516	***
Região metropolitana	1.182	1.149	1.216	***
Pseudo $R^2$	0,1603			
Taxa de acerto nos casos de sucesso	33,67%			
Taxa de acerto nos casos de fracasso	86,54%			
Taxa de acerto total	69,94%			

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo software estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .



Na Tabela 10, observamos que, na segunda especificação de empregabilidade, o efeito de concluir ensino médio técnico sobre a probabilidade de estar empregado é menor. Na primeira especificação, esse efeito era de 16,4%. Já nesse caso, o efeito é de 9,7%. Isso implica que, para conseguir empregos de tempo integral, o ensino médio técnico impacta menos a probabilidade de ser contratado.

Nesse novo modelo, observamos também que houve uma pequena redução do pseudo  $R^2$ , caindo de 0,1798 para 0,1603, e a taxa de acerto dos casos de sucesso também reduziu, de 49,70% para 33,67%. Porém, a taxa de acerto nos casos de fracasso aumentou de 79,50% para 86,54%. O valor do AUC nesse modelo ficou em 0,7629, enquanto o do modelo anterior foi 0,7626.

**Tabela 11:** Impacto do Graduação Tecnológica na Empregabilidade para o caso da primeira especificação de empregabilidade (horas trabalhadas > 0 e carteira assinada)

	Odds Ratio	2.5%	97.5%	Signif.
Intercepto	0.011	0.009	0.013	***
Graduação Tecnológica	1.707	1.535	1.899	***
Homem	1.577	1.535	1.62	***
Branco	0.947	0.92	0.976	***
Idade	1.094	1.086	1.102	***
Idade ao quadrado	0.998	0.998	0.999	***
Idade que começou a trab.	1.135	1.132	1.138	***
Mora em área urbana	1.95	1.826	2.083	***
Região Sul	2.273	2.156	2.396	***
Região Sudeste	1.884	1.799	1.972	***
Região Nordeste	1.126	1.074	1.181	***
Região Centro-Oeste	1.572	1.488	1.662	***
12 a 14 anos de estudo	0.702	0.675	0.729	***
15 ou mais anos de estudo	0.522	0.504	0.54	***
Região metropolitana	1.261	1.226	1.297	***
Pseudo $R^2$	0,1802			
Taxa de acerto nos casos de sucesso	29,39%			
Taxa de acerto nos casos de fracasso	79,45%			
Taxa de acerto total	67,92%			

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .

Para o caso da graduação tecnológica (Tabela 11), o impacto na empregabilidade é maior. Pessoas que concluíram esse tipo de curso têm 70,7% a mais de chance de estarem empregadas do que pessoas que não concluíram, para o caso da primeira especificação de emprego. Esse resultado é significativo a um nível de 1%. Já no caso da segunda especificação, mostrado na Tabela 12, o impacto na probabilidade de estar empregado é ainda maior, chegando a 77,1%, com significância a um nível de 1%.

Esse resultado nos mostra que pessoas que concluem graduação tecnológica possuem mais probabilidade de estar empregado em um trabalho que exija mais do trabalhador, trabalhando 40 horas ou mais por semana.

As outras variáveis possuem valores muito parecidos com as do caso do ensino médio técnico. Desse modo, não nos deteremos nessa análise novamente.

Vale notar também que a taxa de acerto, tanto nos casos de sucesso quanto nos de fracasso, aumentou comparando a Tabela 12 com a Tabela 11. Novamente o modelo nos mostra que prevê melhor os casos de fracasso do que os casos de sucesso. A estatística AUC para a primeira especificação de empregabilidade foi de 0.7630, enquanto que para a segunda especificação essa estatística foi de 0.7530. Houve também uma leve redução no pseudo  $R^2$ , caindo de 0,1802 para 0,1609.

**Tabela 12:** Impacto do Graduação Tecnológica na Empregabilidade para o caso da segunda especificação de empregabilidade (horas trabalhadas > 40 e carteira assinada)

	Odds Ratio	2.5%	97.5%	Signif.
Intercepto	0.009	0.008	0.01	***
Graduação Tecnológica	1.771	1.593	1.969	***
Homem	1.729	1.682	1.777	***
Branco	0.959	0.931	0.988	**
Idade	1.108	1.099	1.116	***
Idade ao quadrado	0.998	0.998	0.998	***
Idade que começou a trab.	1.121	1.118	1.124	***
Mora em área urbana	1.815	1.697	1.942	***
Região Sul	2.208	2.092	2.33	***
Região Sudeste	1.872	1.786	1.962	***
Região Nordeste	1.11	1.057	1.166	***
Região Centro-Oeste	1.548	1.462	1.638	***
12 a 14 anos de estudo	0.676	0.65	0.703	***
15 ou mais anos de estudo	0.489	0.472	0.507	***
Região metropolitana	1.179	1.146	1.213	***
Pseudo $R^2$	0,1609			
Taxa de acerto nos casos de sucesso	33,67%			
Taxa de acerto nos casos de fracasso	86,48%			
Taxa de acerto total	69,94%			

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .

Por fim, nas Tabelas 13 e 14, observamos os resultados da regressão logística para os cursos de qualificação profissional, na primeira e na segunda especificação de emprego, respectivamente. Para o primeiro caso, na Tabela 13, o impacto de se concluir um curso de qualificação profissional possui uma magnitude bem menor, de 4,8% a mais na chance de estar empregado. Além disso, esse valor é significativo apenas a um nível de 10%.

Para o caso da primeira especificação de empregabilidade, a estatística AUC ficou em 0.7623, ao passo que para a segunda especificação esse valor foi de 0.7521. A Tabela 13 apresenta taxas de acerto em sucesso e fracasso menores do que a Tabela 14, porém o modelo continua mostrando que prevê melhor os casos de fracasso do que de sucesso. O pseudo  $R^2$  reduziu também de 0,1795 para 0,1602.

**Tabela 13:** Impacto da Qualificação Profissional na Empregabilidade para o caso da primeira especificação de empregabilidade (horas trabalhadas > 0 e carteira assinada)

	Odds Ratio	2.5%	97.5%	Signif.
Intercepto	0.01	0.009	0.012	***
Qualificação Profissional	1.048	0.999	1.1	*
Homem	1.582	1.54	1.626	***
Branco	0.948	0.921	0.977	***
Idade	1.096	1.088	1.104	***
Idade ao quadrado	0.998	0.998	0.999	***
Idade que começou a trab.	1.135	1.132	1.138	***
Mora em área urbana	1.951	1.827	2.083	***
Região Sul	2.275	2.158	2.398	***
Região Sudeste	1.889	1.805	1.978	***
Região Nordeste	1.125	1.073	1.18	***
Região Centro-Oeste	1.573	1.489	1.663	***
12 a 14 anos de estudo	0.725	0.698	0.753	***
15 ou mais anos de estudo	0.53	0.512	0.549	***
Região metropolitana	1.266	1.23	1.302	***
Pseudo $R^2$	0,1795			
Taxa de acerto nos casos de sucesso	29,39%			
Taxa de acerto nos casos de fracasso	79,43%			
Taxa de acerto total	68,75%			

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .

Na Tabela 14, que mostra o impacto de se concluir um curso de qualificação profissional na probabilidade de estar empregado, para o caso da segunda especificação de emprego, observamos um valor de 3,9% a mais na probabilidade. Entretanto, esse resultado não é estatisticamente significativo. Assim, para empregos que exigem mais do trabalhador, concluir um curso de qualificação profissional não tem um impacto significativo.

**Tabela 14:** Impacto da Qualificação Profissional na Empregabilidade para o caso da segunda especificação de empregabilidade (horas trabalhadas > 40 e carteira assinada)

	Coef.	2.5%	97.5%	Signif.
Intercepto	0.008	0.007	0.01	***
Qualificação Profissional	1.039	0.99	1.091	
Homem	1.735	1.688	1.784	***
Branco	0.96	0.932	0.989	**
Idade	1.109	1.101	1.117	***
Idade ao quadrado	0.998	0.998	0.998	***
Idade que começou a trab.	1.121	1.118	1.123	***
Mora em área urbana	1.815	1.697	1.942	***
Região Sul	2.209	2.093	2.331	***
Região Sudeste	1.878	1.791	1.968	***
Região Nordeste	1.11	1.057	1.165	***
Região Centro-Oeste	1.549	1.464	1.64	***
12 a 14 anos de estudo	0.701	0.674	0.729	***
15 ou mais anos de estudo	0.498	0.48	0.515	***
Região metropolitana	1.183	1.15	1.217	***
Pseudo $R^2$	0,1602			
Taxa de acerto nos casos de sucesso	33,67%			
Taxa de acerto nos casos de fracasso	86,49%			
Taxa de acerto total	69,91%			

Fonte: PNAD 2014, IBGE. Tabela de elaboração própria. Gerada pelo *software* estatístico R. Erros padrão robustos entre parênteses. Significância: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ , \* $p < 0.1$ .

## 6 Conclusões

Neste trabalho tivemos o objetivo de analisar como cursos de ensino profissionalizante podem impactar a renda e a empregabilidade de seus concluintes. Em um cenário de recessão econômica em que existe um aumento do desemprego, esses cursos, por serem voltados às necessidades do mercado de trabalho, podem gerar diferenciais que ajudam o indivíduo a manter seu emprego.

A estimação por MQO mostrou uma correlação positiva entre concluir um curso profissionalizante e a renda do indivíduo. No entanto, os efeitos foram diferentes entre os três tipos de ensino profissionalizante analisados. Os cursos de qualificação profissional tiveram um impacto menor na renda do que os cursos de ensino médio técnico e de graduação tecnológica.

Diferentemente do restante da literatura, não utilizamos o *propensity score matching*, mas incorporamos o método de regressão quantílica para gerar novos *insights*. Tal método permitiu verificar um comportamento não monotônico do efeito de cursos profissionalizantes ao longo dos quantis da amostra.

Na parte de empregabilidade, foram analisadas duas especificações diferentes. Na primeira especificação, foi considerado como empregado o indivíduo que possuísse qualquer número de

horas trabalhadas e carteira assinada; na segunda especificação, foi considerado como empregado indivíduos que trabalhavam 40 horas ou mais por semana e possuíam carteira assinada.

O método utilizado na análise da empregabilidade foi o da regressão logística. Nessa parte verificamos, por meio da interpretação de razão de chance, que concluir cursos de ensino médio técnico e de graduação tecnológica impactam a probabilidade de estar empregado, para o caso da primeira especificação de empregabilidade. Já no caso da segunda especificação, concluir um curso de ensino médio técnico tem um impacto menor, enquanto o de graduação tecnológica tem um impacto maior.

Esse resultado nos mostra que cursos de graduação tecnológica ajudam mais os seus concluintes a encontrar trabalhos que exigem mais do trabalhador, ao passo que cursos de ensino médio técnico não possuem essa mesma característica.

No caso de cursos de qualificação profissional, eles também apresentam impactos positivos no caso da primeira especificação, porém de menor magnitude e não significante a 1%. Quando observamos a segunda especificação, o impacto não é estatisticamente significativo.

Apesar de termos encontrado correlações positivas, deve-se fazer uma análise dos custos de ofertar tais cursos. Os resultados de regressão quantílica mostram que para alguns cursos deve haver focos diferentes de investimento para termos resultados mais impactantes na economia. É importante que os investimentos estejam alinhados à conjuntura econômica do Brasil atual.

## Referências

ARAÚJO, A.; CHEIN, F.; PINTO, C. Ensino Profissionalizante, desempenho escolar e inserção produtiva: uma análise com dados do ENEM. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 48, n. 1, p. 30, 2018.

ASSUNÇÃO J.; GONZAGA, G. Educação profissional no Brasil: inserção e retorno. Brasília: **Senai DN**, 2010. (Série Cenários, n. 3).

BETCHERMAN; GORDON; KARINA O.; AMIT D. Impacts of active labor market programs: new evidence from evaluations with particular attention to developing and transition countries. **Social Protection Discussion Paper 0402**, World Bank, Washington, DC. 2004.

CARD, D.; IBARRARÁN, P.; REGALIA, F.; The labor market impacts of youth training in the dominican republic. **Journal of Labor Economics**, v. 29, n. 2, p. 267–300, 2011.

CEDEFOP – EUROPEAN CENTRE FOR THE DEVELOPMENT OF VOCATIONAL TRAINING. Terminology of european education and training policy: a selection of 130 key terms. 2nd ed. Luxembourg: **Publications Office of the European Union**, 2014.

CHEN, X.; WEKO, T. Students who study science, technology, engineering, and mathematics (stem) in postsecondary education. Washington: **NCES**, 2009. (Stats in Brief, n. 2009161).

CUNNINGHAM, W.; BUSTOS, J. Youth employment transitions in latin america. Washington: **World Bank Policy Research**, 2011. (Working Paper, n. 5521).

HECKMAN j. Instrumental variables: a study of implicit behavioral assumptions used in making program evaluations. **The Journal of Human Resources**, Vol. 32, No. 3, pp. 441-462, 1997.

HOLANDA, S. B. Raízes do Brasil. São Paulo: **Companhia das Letras**, 2006.

KOENKER R. **Quantile regression**. Cambridge University Press, Cambridge. 2005.

KOENKER R.; BASSETT G. Regression quantiles. **Econometrica**, Vol. 46, No. 1, pp. 33-50, jan., 1978.

KOENKER, R.; HALLOCK, K. F. Quantile regression. **Faculty Publications – Human Resource Studies**, New York. 2001.

LALONDE, R. Means-Tested transfer programs in the United States. **University of Chicago Press**. Data da conferência: 11-12 de maio, 2000. Publicado em janeiro de 2003.

MAGALHÃES, G. L.; CASTIONI, R. Educação profissional no Brasil: expansão para quem?. **Ensaio: avaliação política pública educacional**, Rio de Janeiro. 2019.

MENEZES-FILHO, N.; NETO, V. A.; KOMATSU, B. K. Os efeitos da educação profissional e do Pronatec sobre os salários. Insper, São Paulo, **Policy Paper n. 25**, p. 24, setembro. 2017.

MORAES, G. H. Identidade de escola técnica vs. Vontade de universidade: a formação da identidade dos institutos federais. 2016. 356 f. Tese (Doutorado em Educação) — **Universidade de Brasília, Brasília, DF**, 2016.

NERI, M. A educação profissional e você no mercado de trabalho. Rio de Janeiro: FGV/CPS, 2010.

NEUMAN, S.; ZIDERMAN, A. . Vocational secondary schools can be more cost effective than academic schools: the case of Israel. **Comparative Education**, v. 25, n. 2, p. 151- 163, 1989.

OLIVA, B. T.; PONCZEK, V.; SOUZA, A. P.;TAVARES, P. Requalificação e mercado de trabalho: impactos do EJA e da educação técnica e profissional. **São Paulo School of Economics, Center for Applied Microeconomics**, Working Paper n. 4/2014, 2014.

PSACHAROPOULOS, G. To vocationalize or not to vocationalize? That is the curriculum question. **International Review of Education**, v. 33, p. 187-211, 1987.

SEVERNINI, E. R.; ORELLANO, V. I. F. O efeito do ensino profissionalizante sobre a probabilidade de inserção no mercado de trabalho e sobre a renda no período pré-Planfor. **Revista Economia**, Brasília, v. 11, n. 1, p. 155-174, jan./abr. 2010.

VARGAS, F.; CARZOGLIO, L. La brecha de habilidades para el trabajo en américa latina: revisión y análisis en la región. Montevideo: OIT/Cinterfor, 2017.

VASCONCELLOS, L.; LIMA, F. C.; FERNANDES, J. G.; MENEZES FILHO, N. A. Avaliação Econômica do Ensino Médio Profissional. **Relatório de avaliação**, n. 14, Programa Avaliação Econômica de Projetos Sociais, Fundação Itaú Social, 2010.

ZOGHBI A. C.; OLIVEIRA F.; TERRA R. Efeitos do programa de qualificação profissional Bolsa Futuro na empregabilidade e salários dos trabalhadores. **Pesquisa e Planejamento**

